

การประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อวัดระดับความหวานของแตงโม
ผ่านสมาร์ตโฟน

**Apply of Deep Learning Techniques to Measure the Sweetness
Level of Watermelon via Smartphone**

ณัฐวดี หงษ์บุญมี* และ ณัฐพงศ์ จันทะวงศ์

Nattavadee Hongboonmee and Nutthapong Jantawong*

ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

Department of Computer Science and Information Technology, Faculty of Science, Naresuan University

Received: April 11, 2020; Revised: June 03, 2020; Accepted: June 03, 2020; Published: June 23, 2020

ABSTRACT – This research proposed the development of automated system for analyzing sweetness and watermelon varieties from photos using deep learning techniques for use on smartphones. To help the public who would like to know the names of varieties and sweetness of watermelons. The main components of the system include: (1) Modeling, classifying varieties and sweetness levels of watermelons with deep learning neural network through the TensorFlow library, using the InceptionV3 and MobileNet algorithms to compare image classification. In which the trainers are able to classify 4 types of images, each type of 100 images, and training our model for 500 rounds. The result shows that the model from the InceptionV3 algorithm has the same accuracy as the model from the MobileNet algorithm. The accuracy is 97.20%. Therefore considering the model size obtained from learning, it found that MobileNet model size is smaller than InceptionV3, so choose the model from MobileNet to develop the system further. (2) Using the model from MobileNet algorithm to develop application on smartphones, which developed by Android Studio program. Results of the user satisfaction test, found that the average satisfaction is 4.34, standard deviation 0.62, it at good level. In conclusion, this application is effective and can use in real life.

KEYWORDS: Watermelon Sweetness, Image Classification, Deep Learning, Convolution Neural-Network, Smartphone

บทคัดย่อ -- งานวิจัยนี้นำเสนอการพัฒนาาระบบอัตโนมัติสำหรับวิเคราะห์ความหวานและพันธุ์แตงโมด้วยภาพถ่ายโดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับใช้งานบนสมาร์ตโฟนเพื่ออำนวยความสะดวกสำหรับบุคคลทั่วไปที่ต้องการทราบชื่อพันธุ์และความหวานแตงโม ส่วนประกอบหลักของระบบประกอบด้วย (1) การสร้างโมเดลจำแนกพันธุ์และระดับความหวานของแตงโมด้วยโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้เชิงลึกผ่านไลบรารี TensorFlow โดยนำอัลกอริทึม InceptionV3 และ MobileNet มาทำการทดลองเปรียบเทียบการจำแนกภาพ ซึ่งฝึกสอนให้สามารถจำแนกภาพจำนวน 4 ประเภท ประเภทละ 100 ภาพ ฝึกสอนจำนวน 500 รอบ ผลการทดลองพบว่าโมเดลจากอัลกอริทึม InceptionV3 มีความ

*Corresponding Author: nattavadeeho@nu.ac.th

ถูกต้องที่เท่ากับโมเดลจากอัลกอริทึม MobileNet ค่าความถูกต้องเท่ากับ 97.20% แต่จากการพิจารณาขนาดของโมเดลที่ได้จากการเรียนรู้ พบว่า MobileNet มีขนาดของโมเดลเล็กกว่า InceptionV3 ดังนั้นจึงเลือกโมเดลจาก MobileNet ไปพัฒนาระบบต่อไป (2) การนำโมเดลจากอัลกอริทึม MobileNet ไปพัฒนาเป็นแอปพลิเคชันบนสมาร์ตโฟน ดำเนินการพัฒนาด้วยโปรแกรม Android Studio ผลการทดสอบความพึงพอใจการใช้แอปพลิเคชันจากผู้ใช้งานพบว่าความพึงพอใจเฉลี่ยเท่ากับ 4.34 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.62 อยู่ในเกณฑ์ระดับดี สามารถสรุปได้ว่าแอปพลิเคชันนี้มีประสิทธิภาพสามารถนำไปใช้งานจริงได้

คำสำคัญ: ความหวานแดงโม, การจำแนกหมวดหมู่ภาพ, การเรียนรู้เชิงลึก, โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน, สมาร์ตโฟน

1. บทนำ

ประเทศไทยเป็นประเทศเกษตรกรรมที่อุดมสมบูรณ์ไปด้วยผลไม้หลากหลายชนิด แตงโมเป็นผลไม้ชนิดหนึ่งที่นิยมเพาะปลูกและสามารถให้ผลผลิตได้ตลอดทั้งปีทำให้แตงโมสามารถรับประทานได้ทุกฤดูกาล [1] แต่การตรวจสอบคุณภาพรสชาติแตงโมให้ได้มาตรฐานเป็นเรื่องยากสำหรับผู้ที่ไม่มีความเชี่ยวชาญ เนื่องจากในอดีตและปัจจุบันยังใช้วิธีการตรวจสอบความหวานของแตงโมจากประสบการณ์หรือวิธีการทดสอบปฏิกิริยาทางเคมีในห้องปฏิบัติการซึ่งต้องใช้เวลาในการประมวลผลนาน จึงทำให้ผู้บริโภคก็มีปัญหาเมื่อแตงโมที่ซื้อมามีคุณภาพรสชาติด้อยกว่าที่ควรอันเนื่องมาจากการผสมแตงโมหวานปะปนมากับแตงโมไม่หวาน ซึ่งสิ่งนี้บ่งชี้ถึงคุณภาพความหวานแตงโมได้แก่ ลักษณะผล สี น้ำหนัก ความแก่ของแตงโม นอกจากนี้การตรวจสอบคุณภาพของแตงโมในด้านความหวานนั้นยังสามารถใช้การเคาะที่แตงโมได้ วิธีนี้ต้องอาศัยผู้ที่มีประสบการณ์และผู้ที่มีความชำนาญเท่านั้นจึงจะสามารถแยกแยะความหวานได้

จากปัญหาดังกล่าวข้างต้นจึงเกิดแนวคิดในการวัดระดับความหวานของแตงโมโดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกด้วยการถ่ายภาพจากกล้องสมาร์ตโฟน วัตถุประสงค์ของงานวิจัยคือ (1) เพื่อสร้างโมเดลจำแนกพันธุ์และระดับความหวานของแตงโมโดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (2) เพื่อพัฒนาแอปพลิเคชันแสดงชื่อพันธุ์และระดับความหวานของแตงโมด้วยการถ่ายภาพผ่านกล้องสมาร์ตโฟน แอปพลิเคชันที่พัฒนาจะ

ช่วยเพิ่มความสะดวกรวดเร็วในการวัดความหวานของแตงโมและช่วยให้ผู้ที่ไม่มีความเชี่ยวชาญสามารถแยกแยะความหวานของแตงโมได้ด้วยตนเอง นอกจากนี้ยังเป็นแนวทางที่จะช่วยพัฒนาเทคโนโลยีด้านการตรวจสอบความหวานของผลไม้ ช่วยลดต้นทุนการผลิตเครื่องตรวจสอบคุณภาพของผลไม้ได้

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 แตงโม

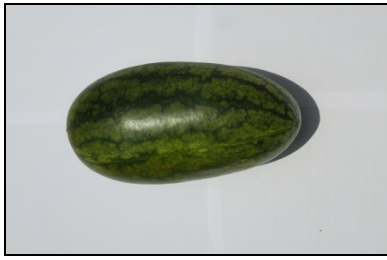
งานวิจัยนี้เลือกศึกษาแตงโมพันธุ์ที่นิยมบริโภคในปัจจุบัน 2 พันธุ์ ได้แก่ พันธุ์กินรีและพันธุ์ตอปีโด

พันธุ์กินรี [2] เป็นพันธุ์มาตรฐานที่นิยมปลูกในประเทศไทย การเลือกซื้อแตงโมพันธุ์กินรีที่ควรเลือกคือลูกที่มีผิวเรียบแตงโมสีเขียวสดแสดงว่ายังไม่แก่จัด ถ้ามีฝัขาวาวนวลขึ้นแสดงว่าแก่จัดหรือถ้าหัวแตงโมลงแสดงว่าแก่จัดเช่นกัน



รูปที่ 1. แสดงแตงโมพันธุ์กินรี

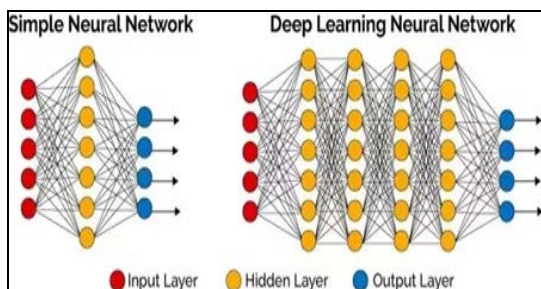
พันธุ์ตอปีโด [2] เป็นพันธุ์ที่เนื้อเนียนแน่น เปลือกบางละเอียดรสชาติดี ลักษณะผลยาวรีทรงคล้ายหมอน เปลือกบางผิวสีเขียวเข้มสลับลายสีชัดเจนเนื้อสีแดงหวานกรอบ



รูปที่ 2. แสดงแดงโมพันธุ์ตอปีโค

2.2 การเรียนรู้เชิงลึก

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) [3] คือชุดคำสั่งที่สร้างขึ้นมาเพื่อการเรียนรู้ของเครื่องคอมพิวเตอร์โดยชุดคำสั่งนี้จะทำให้เครื่องสามารถประมวลผลข้อมูลจำนวนมากที่พยายามเรียนรู้วิธีการแทนข้อมูลอย่างมีประสิทธิภาพ หลักการของการเรียนรู้เชิงลึกเป็นโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ที่เป็นโหนดหลายๆ ชั้นและใช้การประมวลผลแบบขนานทำให้สามารถประมวลผลได้ครั้งละจำนวนมากช่วยให้การเรียนรู้ของเครื่องสามารถให้ผลลัพธ์ในการตัดสินใจและคาดการณ์ได้ดียิ่งขึ้น

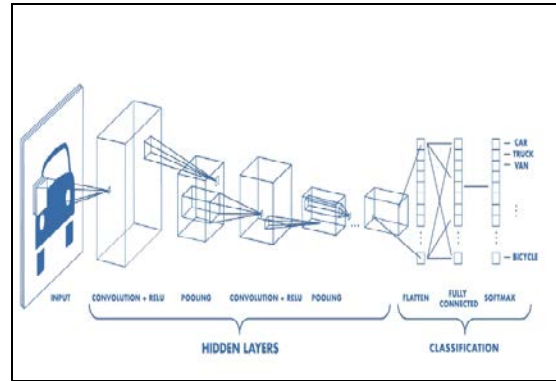


รูปที่ 3. แสดงโครงสร้างของการเรียนรู้เชิงลึก

2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Networks: CNN) [4] เป็นรูปแบบหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ที่จำลองรูปแบบประเภทโครงข่ายประสาทเทียมให้เป็นรูปแบบการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ที่เป็นลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Learning Neural Network) โดยมีกระบวนการสกัดคุณลักษณะของภาพโดยใช้ Convolutional Layer ผ่านทางฟิลเตอร์ในแต่ละ Convolutional Layer ผู้ใช้ไม่จำเป็นต้องกำหนดรูปแบบในการสอนให้กับโมเดลเพียงแต่ทำการเตรียมข้อมูลภาพตัวอย่างที่ต้องการใช้งานเอาไว้แล้วนำภาพเหล่านั้นป้อนเข้ากระบวนการ CNN จะทำ

เรียนรู้โดยอัตโนมัติและหากผู้ใช้งานต้องการที่จะทำนายรูปภาพก็เพียงแค่ป้อนรูปภาพที่ต้องการทำนายเข้าไป CNN จะทำการเรียนรู้เพื่อเปรียบเทียบรูปภาพที่ต้องการทำนายกับข้อมูลรูปภาพที่มีอยู่เพื่อแสดงผลลัพธ์ออกมา



รูปที่ 4. แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

โดยทั่วไป CNN ประกอบด้วยส่วนประกอบแยกเป็นชั้น (Layer) ดังนี้ (รูปที่ 4)

1. Input Layer สำหรับอ่าน Input Image เข้ามาใน โครงข่ายประสาทเทียม
2. Convolutional Layer ถูกออกแบบเพื่อสกัด Features จากการคำนวณการในระดับพิกเซลออกจาก Input Image ผลลัพธ์ของชั้นคอนโวลูชันคือ Convolution Feature Map
3. ReLU (Rectified Linear Unit) คือ ชั้น ของ Non-linear Activation Function
4. Pooling Layer มีจุดประสงค์ในการ Subsample Rectified Feature Map เพื่อลดมิติเชิงพื้นที่ และสร้าง Feature Representation ขนาดเล็ก
5. Softmax Layer คือ Layer สุดท้ายของโครงข่าย เพื่อให้ Output ออกมาเป็น Multiclass Logistic Classifier
6. Output Layer คือชั้นของการนำเสนอผลลัพธ์ของการ Classification ที่ได้มาจากชั้น Softmax Layer ก่อนหน้า

2.4 MobileNet

MobileNet [5] เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันรูปแบบหนึ่งที่ถูกพัฒนาขึ้นโดย Andrew G. Howard และคณะ ในปี.ศ.2560 โดยรูปแบบของ MobileNet ถูกพัฒนาให้เป็น

โครงข่ายประสาทเทียมที่เล็กกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงลึกทั่วๆ ไป เพื่อให้สามารถนำโมเดลไปใช้งานบนอุปกรณ์คอมพิวเตอร์ขนาดเล็ก เช่น สมาร์ทโฟนและยังสามารถรักษาประสิทธิภาพในการทำงานไว้ได้ในระดับที่ใกล้เคียงกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงลึกขนาดใหญ่

2.5 InceptionV3

ปัจจุบันการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกในด้านการจำแนกวัตถุในภาพหรือการรู้จำรูปภาพ (Image Recognition) ได้ถูกพัฒนาไปอย่างกว้างขวางมีผู้พัฒนาหลายกลุ่มได้สร้างโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันในแบบของตนเองขึ้นมา เช่น InceptionV3 ของทีมผู้พัฒนา GoogLeNet [6] เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่ถูกพัฒนาให้มีจำนวน 22 ชั้น (Layers) เพื่อให้สามารถทำการตรวจสอบและจำแนกองค์ประกอบโดยรวมของวัตถุแต่ละชนิดได้ดียิ่งขึ้น

2.6 TensorFlow

TensorFlow [7] คือไลบรารีที่มีการทำงานของเทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก พัฒนาโดยกูเกิลสามารถนำมาประยุกต์ใช้งานได้ อย่างยืดหยุ่นสามารถนำไปใช้งานได้แบบ Portable มีการใช้งานง่ายและเป็น Open Source สามารถรองรับการทำงานบนเครื่องเดสก์ท็อปและโมบายได้

2.7 เครื่องวัดความหวาน

เครื่องวัดความหวาน 0-32% Brix เป็นเครื่องมือวัดช่วง 0-32% Brix [8] จุดเด่นอยู่ที่การใช้หักเหของแสงจากปริซึมอ่านค่าในสเกลทำให้วัดค่าได้แม่นยำเหมาะสมสำหรับการทดสอบความหวานหรือระดับน้ำตาลในอาหารและผลไม้ต่างๆ



รูปที่ 5. เครื่องวัดความหวานแบบ Brix Refractometer

ระดับความหวานของแตงโมสามารถวัดได้จากเครื่องวัดค่าความหวาน 0-32% Brix โดยเฉลี่ยแล้วแตงโมกินรีและแตงโมตอปีโจะมีความหวานเฉลี่ยอยู่ที่ 10 – 14 บริกซ์ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงกำหนดระดับความหวานแตงโมไว้ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1. การกำหนดระดับความหวานแตงโมในงานวิจัย

ค่าจากเครื่อง <i>Brix Refractometer</i>	กำหนดระดับความหวาน
0-9 บริกซ์	ไม่หวาน
>= 10 บริกซ์	หวาน

2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกภาพด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกพบว่า

ชิตชัยและคณะ [9] ศึกษาเรื่องระบบแจ้งเตือนตรวจสอบและระบุสุนัขที่สูญหายโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมบน TensorFlow นอกจากนี้ยังพัฒนาแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์เคลื่อนที่โดยใช้ Android Studio ผลการทดสอบความแม่นยำของการแยกสายพันธุ์สุนัขจำนวน 10 สายพันธุ์ พบว่าค่าความแม่นยำเท่ากับ 86.50%

พระดิษฐ์และคณะ [10] ศึกษาเรื่องการตรวจจับและจำแนกยานพาหนะจากวิดีโอรักษาความปลอดภัยด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก งานวิจัยนี้ได้นำเทคนิค InceptionV3 และ MobileNet มาทำการทดลองเปรียบเทียบการจำแนกรถจักรยานยนต์ด้วยข้อมูลภาพและวิดีโอของยานพาหนะ ผลการวิจัยพบว่าเทคนิค InceptionV3 มีค่าความถูกต้องที่ใกล้เคียงกันกับ MobileNet แต่จากการทดลองกับวิดีโอพบว่ายังไม่สามารถจำแนกภาพรถจักรยานยนต์ได้ทั้งหมดโดยเฉพาะที่เป็นภาพระยะไกล

อรอดพลและคณะ [11] นำเสนอการจำแนกพระเครื่องโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ CNN ประเภท Xception เป็นต้นแบบในการสกัดคุณลักษณะและสร้างโมเดล ชุดข้อมูลสำหรับการทำวิจัยถูกสร้างจากการดาวน์โหลดรูปพระเครื่องจากอินเทอร์เน็ตโดยทำ

การคัดเลือกรูปพระเครื่องที่เป็นที่นิยมสะสมและมีมูลค่าสูงจำนวน 10 ประเภท ผลการทดลองพบว่าโมเดลมีค่าความแม่นยำ 96.90%

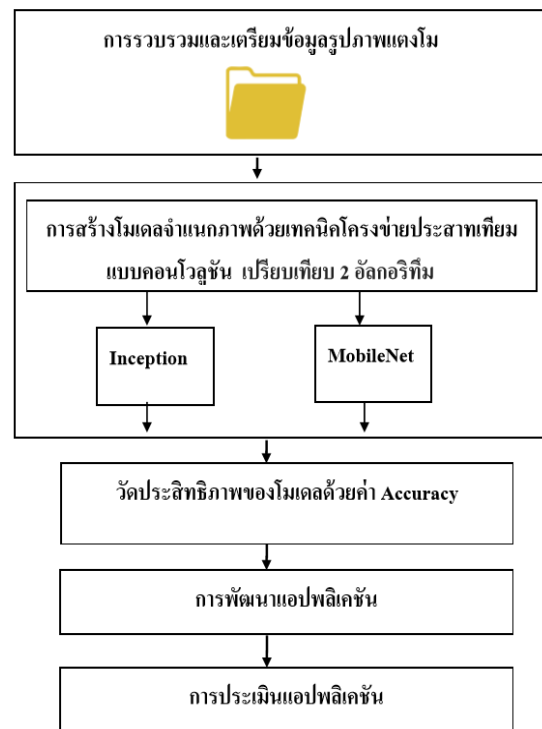
DeepFood [12] ได้นำเสนอการจำแนกวัตถุดิบในการทำอาหารจากภาพโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกประเภทโครงข่ายประสาทเทียมแบบ CNN โดยแบบจำลองเรียนรู้วัตถุดิบจำนวน 41 ประเภทจากภาพวัตถุดิบประเภทละ 100 ภาพ ซึ่งความแม่นยำของแบบจำลองประเภทต่าง ๆ เฉลี่ยอยู่ที่ 80.00%

Singh [13] นำวิธี CNN ที่ใช้โครงสร้าง LeNet-5 มาใช้เพื่อจำแนกประเภทข้อมูลที่อยู่ในชุดข้อมูลย่อยของ SUN ซึ่งมีรูปภาพจำนวน 3,000 รูปภาพที่ประกอบด้วย 8 คลาสได้แก่ น้ำ รด ภูเขา พื้นดิน ต้นไม้ ตึก หิมะและท้องฟ้า ในการทดลองได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 80% สำหรับข้อมูลชุดเรียนรู้และ 20% สำหรับข้อมูลชุดทดสอบ ผลการทดลองพบว่าวิธี CNN มีความผิดพลาด (Error Rate) ในการจำแนกประเภทข้อมูล 27.97% ซึ่งน้อยกว่าวิธี Bag of Words ที่มีความผิดพลาดสูงถึง 47.44%

จากศึกษางานวิจัยได้ข้อสรุปว่าเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกประเภทโครงข่ายประสาทเทียมแบบ CNN มีความสามารถในการจำแนกและรู้จำภาพที่มีผลลัพธ์การทำนายที่แม่นยำและน่าพอใจ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกประเภทโครงข่ายประสาทเทียมแบบ CNN มาประยุกต์ใช้กับการจำแนกพันธุ์และระดับความหวานแดงโมเพื่อประสิทธิภาพที่แม่นยำมากยิ่งขึ้น

3. วิธีดำเนินการศึกษา

การจำแนกพันธุ์และระดับความหวานของแดงโมด้วยภาพถ่ายโดยใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก มีการดำเนินงาน 5 ขั้นตอน ได้แก่ 1) การรวบรวมและเตรียมข้อมูล 2) การสร้างโมเดลจำแนกภาพ 3) การวัดประสิทธิภาพโมเดล 4) การพัฒนาแอปพลิเคชันและ 5) การประเมินแอปพลิเคชัน แสดงรายละเอียดดังรูปที่ 6







รูปที่ 6. แสดงขั้นตอนการดำเนินงาน

3.1 การรวบรวมและเตรียมข้อมูล

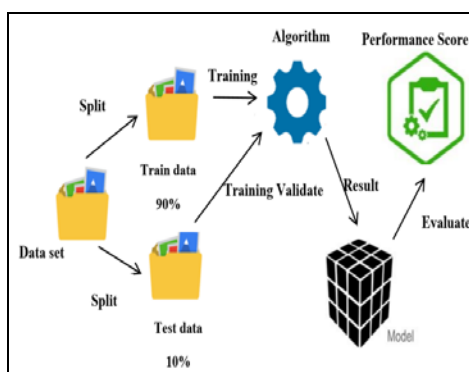
การเก็บรวบรวมและเตรียมข้อมูล ในการศึกษาครั้งนี้ใช้กลุ่มตัวอย่างแดงโมลูกเดี่ยวจำนวน 400 ลูก แบ่งข้อมูลภาพออกเป็น 4 คลาส ได้แก่ 1) พันธุ์กนิริ รสชาติหวาน 2) พันธุ์กนิริ รสชาติไม่หวาน 3) พันธุ์ตอปีโค รสชาติหวานและ 4) พันธุ์ตอปีโค รสชาติไม่หวาน คลาสละ 100 รูป รวมทั้งหมดจำนวน 400 รูป ทำการถ่ายภาพแดงโมด้วยกล้องถ่ายภาพแบบควบคุมแสง กำหนดขนาดภาพทุกภาพเท่ากับ 224x224 พิกเซล ดำเนินการแบ่งข้อมูล 400 ตัวอย่างเป็น 2 ส่วนคือ ข้อมูลส่วนที่หนึ่ง 90% จำนวน 360 ตัวอย่างใช้ในการฝึกสอนสร้างโมเดล ข้อมูลส่วนที่สอง 10% จำนวน 40 ตัวอย่างนำมาใช้ในการทดสอบโมเดล ส่วนการกำหนดระดับความหวานใช้การเทียบความหวานกับเครื่องวัดค่าความหวาน 0-32% Brix ข้อมูลตัวอย่างทั้งหมดนี้นำมาใช้เป็นข้อมูลฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมทั้งแบบ InceptionV3 และ MobileNet ตัวอย่างภาพแสดงรายละเอียดดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2. จำนวนรูปภาพแดงโมที่นำมาทดลอง

พันธุ์/ ระดับความหวาน	ข้อมูล ฝึก สอน (ภาพ)	ข้อมูล ทดสอบ (ภาพ)	จำนวน ทั้งหมด (ภาพ)
 กินรี หวาน	90	10	100
 กินรี ไม่หวาน	90	10	100
 ดอปีโด หวาน	90	10	100
 ดอปีโด ไม่หวาน	90	10	100
รวม	360	40	400

3.2 การสร้างโมเดลจำแนกภาพ

การสร้างโมเดลจำแนกพันธุ์และระดับความหวานแดงโม มีขั้นตอนดังรูปที่ 7



รูปที่ 7. ภาพรวมขั้นตอนการสร้างโมเดล

การสร้างโมเดลเริ่มจากนำรูปภาพที่เตรียมไว้มาทำการแบ่งข้อมูลเป็นสองส่วนคือข้อมูลสำหรับการฝึกสอน (Train Dataset) 90% และข้อมูลสำหรับทดสอบ (Test Dataset) 10% ข้อมูลภาพนำเข้าขนาด 224x224 พิกเซล ทำการฝึกสอนและสร้างโมเดลด้วยภาษา Python และไลบรารี TensorFlow ซึ่งเป็นไลบรารีสำหรับฝึกสอนและสร้างโมเดลที่มีการใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน เลือกทดลองเปรียบเทียบ 2 อัลกอริทึมจาก CNN ได้แก่อัลกอริทึม MobileNet และ InceptionV3 โดยทำการฝึกสอนจำนวน 500 รอบ

```
Administrator Command Prompt
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.85743: Step 420: Train accuracy = 100.0;
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.85743: Step 420: Cross entropy = 0.001881
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.92540: Step 420: Validation accuracy = 100.0; (N=100)
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 430: Train accuracy = 100.0;
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 430: Cross entropy = 0.001682
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 430: Validation accuracy = 100.0; (N=100)
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 440: Train accuracy = 100.0;
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 440: Cross entropy = 0.001762
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 440: Validation accuracy = 100.0; (N=100)
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 450: Train accuracy = 100.0;
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 450: Cross entropy = 0.001587
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 450: Validation accuracy = 100.0; (N=100)
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 460: Train accuracy = 100.0;
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 460: Cross entropy = 0.001308
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 460: Validation accuracy = 100.0; (N=100)
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 470: Train accuracy = 100.0;
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 470: Cross entropy = 0.001497
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 470: Validation accuracy = 100.0; (N=100)
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 480: Train accuracy = 100.0;
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 480: Cross entropy = 0.000647
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 480: Validation accuracy = 100.0; (N=100)
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 490: Train accuracy = 100.0;
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 490: Cross entropy = 0.001215
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 490: Validation accuracy = 100.0; (N=100)
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 499: Train accuracy = 100.0;
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 499: Cross entropy = 0.001763
NPU:tensorflow-2017-10-10 01:22:55.95165: Step 499: Validation accuracy = 100.0; (N=100)
NPU:tensorflow-Final test accuracy = 97.2; (N=72)
NPU:tensorflow-Freeze 2 variables.
```

รูปที่ 8. แสดงการฝึกสอนและสร้างโมเดลด้วยภาษา Python

รูปที่ 8 แสดงการฝึกสอนและสร้างโมเดลรู้จำภาพด้วยภาษา Python โดยเมื่อฝึกสอนเรียบร้อยแล้วจะได้ผลการสร้างโมเดลประกอบด้วยไฟล์ retrained_graph.pb และ retrained_labels.txt ซึ่งจะนำไปใช้ในขั้นตอนต่อไป

3.3 การวัดประสิทธิภาพโมเดล

การวัดประสิทธิภาพใช้ตัวชี้วัด ได้แก่ ค่าความถูกต้อง (Accuracy) [14] เป็นตัววัดผลประสิทธิภาพของโมเดล มีวิธีการคำนวณดังสมการที่ 1 ดังนี้

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

โดยที่

True Position (TP) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายถูกต้องและผลลัพธ์ถูกต้อง

True Negative (TN) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายไม่ถูกต้องและผลลัพธ์ไม่ถูกต้อง

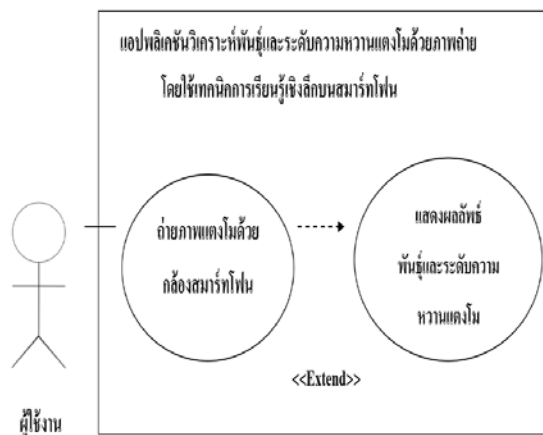
False Positive (FP) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายถูกต้องและผลลัพธ์ไม่ถูกต้อง

False Negative (FN) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายไม่ถูกต้องและผลลัพธ์ถูกต้อง

การทดสอบวัดประสิทธิภาพการเรียนรู้ของแต่ละโมเดลงานวิจัยนี้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพทั้งในแง่ของความถูกต้องและขนาดของโมเดลที่ได้จากการเรียนรู้ โดยผลที่ได้จากการทดลองทั้งหมดถูกนำเสนอในหัวข้อถัดไป

3.4 การพัฒนาแอปพลิเคชัน

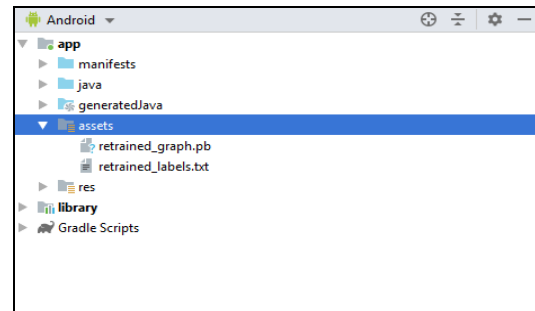
การพัฒนาแอปพลิเคชันวัดความหวานและจำแนกพันธุ์แดงโมด้วยภาพถ่าย ดำเนินการออกแบบระบบด้วยแผนภาพ Use Case Diagram (รูปที่ 9) การทำงานของระบบจะสามารถถ่ายภาพแดงโมด้วยกล้องสมาร์ตโฟนจากนั้นทำการรู้จำและจำแนกภาพด้วยโมเดลที่ผ่านการฝึกสอนเรียบร้อยแล้วและทำการแสดงผลด้วยการระบุพันธุ์และความหวานแดงโมที่ตรวจพบ ซึ่งมีการประมวลผลในแบบเรียลไทม์



รูปที่ 9. แสดง Use Case Diagram ของระบบ

การพัฒนาระบบดำเนินการพัฒนาระบบในรูปแบบโมบายแอปพลิเคชันบนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์เพื่อให้สะดวกต่อการใช้งาน โดยใช้โปรแกรม Android Studio และภาษา JAVA เป็นภาษาหลักในการพัฒนา โดยนำโมเดลจำแนกภาพที่ผ่านการฝึกสอนเรียบร้อยแล้วเข้าโปรแกรม Android Studio เพื่อเรียกใช้ประมวลผลในแอปพลิเคชัน ซึ่งไฟล์ที่ได้จากการฝึกสอน

จะมีจำนวนสองไฟล์ คือไฟล์ retrained_graph.pb และไฟล์ retrained_labels.txt



รูปที่ 10. การนำโมเดลเข้าใช้งานในโปรแกรม Android Studio

การเรียกใช้งานโมเดลในโปรแกรม Android Studio โดยเรียกใช้ในหน้า main_camera.java เรียกใช้โดยการ Set Path ไปยังไฟล์โมเดลที่อยู่โฟลเดอร์ assets ที่สร้างขึ้นในโปรแกรม Android Studio ดังรูปที่ 10-12



รูปที่ 11. การเรียกใช้ไฟล์โมเดล



รูปที่ 12. การดึงข้อมูลมาแสดงผล

แอปพลิเคชันจะทำการประมวลผลภาพจำแนกพันธุ์และระบุความหวานแดงไม่แดงไม่หวานหรือแดงไม่ไม่หวาน พร้อมทั้งบอกค่าความถูกต้องเป็นจำนวนเปอร์เซ็นต์ (%)

3.5 การประเมินแอปพลิเคชัน

การประเมินแอปพลิเคชันใช้การประเมินแบบแบล็กบ็อกซ์ (Black-box Testing) เพื่อตรวจสอบการทำงานของแอปพลิเคชันในแต่ละส่วนว่ามีการทำงานที่ถูกต้องตามเงื่อนไขที่กำหนดไว้และเพื่อหาข้อผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้นกับแอปพลิเคชัน

4. ผลการศึกษาและการอภิปรายผล

ผลการศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลและผลการพัฒนาแอปพลิเคชัน มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

4.1 ผลการวัดประสิทธิภาพโมเดล

การศึกษานี้ได้ทดลองเปรียบเทียบการสร้างโมเดลรู้จำภาพด้วยเทคนิค CNN โดยทำการเปรียบเทียบ 2 อัลกอริทึมจากวิธี CNN ได้แก่ อัลกอริทึม MobileNet และ InceptionV3 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดล พิจารณาจากความถูกต้องและขนาดของโมเดลที่ได้จากการเรียนรู้ ดังตารางที่ 3

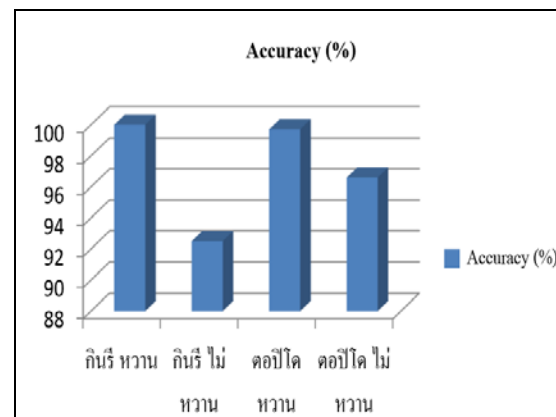
ตารางที่ 3. แสดงผลการเปรียบเทียบ โมเดล

Model	Final Accuracy (%)	Model Size
InceptionV3	97.20	85.40 MB
MobileNet	97.20	16.73 MB

จากผลการทดลองที่ได้นำรูปภาพทั้งหมด 400 ภาพ มาทำการเรียนรู้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบ InceptionV3 และ MobileNet เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกรูปภาพทดสอบการเรียนรู้ของโมเดลด้วยการแบ่งข้อมูลออกมาเป็นข้อมูลฝึกสอนจำนวน 90% และข้อมูลทดสอบจำนวน 10% ของข้อมูลทั้งหมด พบว่าความถูกต้องในการจำแนกรูปภาพความหวานและพันธุ์แดงไม่มีความถูกต้อง (Final Accuracy) ที่เท่ากัน ในทั้งสองโครงข่ายคือ 97.20% ซึ่งถือว่าทั้งสองโครงข่ายมีประสิทธิภาพเท่ากัน แต่ถ้าดูจากขนาดของโมเดลที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายจะเห็นว่า MobileNet มีขนาดของโมเดลเล็กกว่า InceptionV3 อย่างเห็นได้ชัดโดยมีขนาดเพียงแค่ 16.73 เม

กะไบต์ (MB) หรือว่าเพียงหนึ่งในห้าส่วนของ InceptionV3 เท่านั้น

ดังนั้นจึงเลือกใช้โมเดลจากโครงข่าย MobileNet ที่มีขนาดเล็กแต่มีค่า Final Accuracy ที่สูงเท่ากับ InceptionV3 เพื่อให้เหมาะสมกับการนำไปประยุกต์ใช้ประมวลผลกับสมาร์ตโฟนที่มีขนาดหน่วยความจำที่มีขนาดเล็ก



รูปที่ 13. ผลการวัดประสิทธิภาพการจำแนกของแต่ละคลาสจากอัลกอริทึม MobileNet

รูปที่ 13 แสดงผลการวัดประสิทธิภาพการจำแนกแต่ละคลาสจากอัลกอริทึม MobileNet พบว่าโมเดลมีการจำแนกภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพที่ดี คลาสที่สามารถจำแนกได้ค่าความถูกต้องมากที่สุด ได้แก่ คลาสแดงไม่เขียว หวาน มีค่าความถูกต้อง 100.00% รองลงมาคือคลาสตอปีโด หวาน 99.70% คลาสตอปีโด ไม่หวาน 96.60% คลาสที่มีค่าความถูกต้องน้อยที่สุด ได้แก่ คลาสแดงไม่เขียว ไม่หวาน มีค่าความถูกต้อง 92.50% ส่วนค่าความถูกต้องเฉลี่ยรวม คือ 97.20% สรุปได้ว่าโมเดลจากอัลกอริทึม MobileNet มีความแม่นยำที่สูงสามารถนำไปพัฒนาแอปพลิเคชันวัดระดับความหวานของแดงไม่

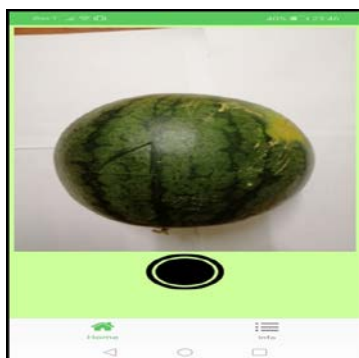
4.2 ผลการพัฒนาแอปพลิเคชัน

ผลการพัฒนาแอปพลิเคชันจำแนกพันธุ์และวัดความหวานแดงไม่ มีรายละเอียดดังรูปที่ 14-16 หน้าจอหลักแอปพลิเคชัน (รูปที่ 14) ผู้ใช้งานสามารถเลือกเมนูถ่ายรูปแดงไม่เพื่อวิเคราะห์พันธุ์และความหวานของแดงไม่



รูปที่ 14. แสดงหน้าจอหลักของแอปพลิเคชัน

เมื่อผู้ใช้คลิกเมนูถ่ายภาพ แอปพลิเคชันจะแสดงหน้าจอ ดังรูปที่ 15 โดยแอปพลิเคชันจะประมวลผลภาพและวิเคราะห์ ภาพแดงโมว่าเป็นแดงโมพันธุ์กินรีหรือดอปีโด และแสดงระดับ ความหวานว่าเป็นแดงโมหวานหรือไม่หวานพร้อมทั้งบอกค่า ความถูกต้องเป็นจำนวนเปอร์เซ็นต์(%)



รูปที่ 15. แสดงหน้าจอถ่ายภาพ



รูปที่ 16. แสดงหน้าจอผลลัพธ์

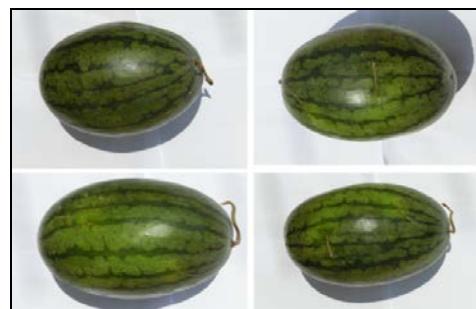
ผลการทดลองการจำแนกพันธุ์และระดับความหวาน แดงโมจากแอปพลิเคชันจริง โดยได้ทดลองการจำแนกแดงโม แต่ละคลาส คลาสละ 20 รูป แดงโมที่ใช้ทดสอบเป็นแดงโมคน ละชุดกับภาพแดงโมที่ใช้ฝึกสอน (Unseen Data) โดยข้อกำหนด

ของการถ่ายภาพแดงโม คือ 1) การถ่ายภาพต้องเห็นส่วนของ แดงโมทั้งลูก 2) ภาพถ่ายจะต้องไม่เบลอจนเกินไป จากตารางที่ 4 แสดงผลการทดสอบการจำแนกพันธุ์และความหวานแดงโม โดยสรุปค่าเฉลี่ยความแม่นยำในการจำแนกพันธุ์และความหวาน แดงโมเท่ากับร้อยละ 87.50%

ตารางที่ 4. แสดงผลการทดสอบการจำแนกพันธุ์และความหวาน ของแอปพลิเคชัน

พันธุ์/ ความหวาน	จำแนก ถูกต้อง	จำแนก ผิด	Accuracy (%)
กินรี หวาน	19	1	95.00
กินรี ไม่หวาน	16	4	80.00
ดอปีโด หวาน	18	2	90.00
ดอปีโด ไม่หวาน	17	3	85.00
เฉลี่ย			87.50

การทดสอบการใช้งานจริงแอปพลิเคชัน พบว่าแสงสว่าง และฉากหลังของรูปภาพมีส่วนในความถูกต้องของการจำแนก ภาพ คลาสที่จำแนกได้ค่าความถูกต้องน้อยที่สุด ได้แก่ กินรี ไม่ หวาน เนื่องจากภาพแดงโมกินรี ไม่หวาน และกินรีหวาน มี ความคล้ายคลึงกันทำให้แอปพลิเคชันประมวลผลผิดพลาดได้ ดังตัวอย่างรูปที่ 17-18



รูปที่ 17. ตัวอย่างรูปในคลาสกินรีหวานที่ใช้ฝึกสอน



รูปที่ 18. ตัวอย่างรูปในคลาสกินรีไม่หวานที่ใช้ฝึกสอน

4.3 ผลการประเมินความพึงพอใจจากผู้ใช้งานแอปพลิเคชัน

การประเมินความพึงพอใจในการใช้งานแอปพลิเคชันจากผู้ใช้งานจำนวน 30 คน โดยแบ่งการประเมินผลออกเป็น 3 ด้าน คือ ด้านการทำงานตรงตามความต้องการของผู้ใช้ ด้านความถูกต้องในการทำงานและด้านการใช้งาน ซึ่งผลการประเมินในภาพรวมอยู่ในเกณฑ์ดี โดยการประเมินความพึงพอใจมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4.34 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.62 รายละเอียดผลการประเมินดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5. ผลการประเมินความพึงพอใจจากผู้ใช้งาน

รายการประเมิน	Mean	S.D.	การแปลผล
1.ด้านการทำงานตรงตามความต้องการของผู้ใช้ (Functional Requirement Test)	4.37	0.60	ดี
2.ด้านความถูกต้องในการทำงาน (Functional Test)	4.20	0.54	ดี
3.ด้านการใช้งาน (Usability Test)	4.47	0.72	ดี
เฉลี่ยรวม	4.34	0.62	ดี

5. บทสรุป

การศึกษานี้นำเสนอการจำแนกพันธุ์และความหวานของแตงโมด้วยภาพถ่ายโดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก ซึ่งเทคนิคนี้จะให้ผลลัพธ์ที่รวดเร็วเพียงผู้ใช้งานแอปพลิเคชันใช้กล้องสมาร์ทโฟนถ่ายภาพแตงโมที่ต้องการจะวัดความหวานจากนั้นแอปพลิเคชันจะประมวลผลจำแนกพันธุ์และความหวานของแตงโมได้ การดำเนินงานเริ่มจากการรวบรวมรูปภาพกลุ่มตัวอย่างสำหรับทดลอง โดยแบ่งคลาสการจำแนกเป็น 4 คลาส ได้แก่ พันธุ์กิมรียาว กิมริไม่หวาน พันธุ์ตอปีโคหวาน ตอปีโคไม่หวาน คลาสละ 100 ภาพ รวมทั้งหมด 400 ภาพ เปรียบเทียบความหวานแตงโมโดยเทียบกับเครื่องวัดความหวานแบบ Brix Refractometer จากนั้นนำภาพตัวอย่างไปดำเนินการฝึกสอนและสร้างโมเดลการจำแนกภาพด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ

CNN ภายใต้ไลบรารี TensorFlow เลือกเปรียบเทียบ 2 อัลกอริทึม คือ MobileNet และ InceptionV3 รอบการฝึกสอนจำนวน 500 รอบ จากการเปรียบเทียบพบว่าโมเดลจากอัลกอริทึม MobileNet มีค่า Final Accuracy ที่เท่ากับโมเดลจากอัลกอริทึม InceptionV3 คือ 97.20% แต่ขนาดของโมเดลจะแตกต่างกัน ดังนั้นจึงเลือกใช้โมเดล MobileNet ที่มีขนาดเล็กแต่มีค่า Final accuracy ที่สูงเท่ากับ InceptionV3 เพื่อให้เหมาะสมกับการนำไปประยุกต์ใช้ประมวลผลกับสมาร์ทโฟนที่มีขนาดหน่วยความจำที่มีขนาดเล็ก

ผลการทดสอบประสิทธิภาพการจำแนกพันธุ์และความหวานแตงโมจากการใช้งานจริงแอปพลิเคชัน โดยวัดจากร้อยละความถูกต้องจากการทดลองจำแนกแต่ละคลาส จำนวนคลาสละ 20 ครั้ง สามารถจำแนกได้คิดเป็นร้อยละความถูกต้องเฉลี่ย 87.50% คลาสที่จำแนกได้ถูกต้องมากที่สุด ได้แก่ แตงโมกิมรียาว จำแนกได้ถูกต้อง 95.00% ส่วนคลาสที่จำแนกได้ถูกต้องน้อยที่สุด ได้แก่ แตงโมกิมริ ไม่หวาน จำแนกได้ถูกต้อง 80.00% อาจเนื่องมาจากภาพแตงโมกิมริ ไม่หวาน และกิมรียาว มีความคล้ายคลึงกันทำให้แอปพลิเคชันประมวลผลผิดพลาด นอกจากนี้แสงและภาพพื้นหลังก็มีผลกับการประมวลผลของแอปพลิเคชันเช่นเดียวกัน

ผลการประเมินความพึงพอใจแอปพลิเคชันจากผู้ใช้งานพบว่าผู้ใช้งานมีความพึงพอใจเฉลี่ยเท่ากับ 4.34 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.62 อยู่ในเกณฑ์ระดับดี สามารถสรุปได้ว่าแอปพลิเคชันนี้มีประสิทธิภาพสามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการเพิ่มความสะดวกรวดเร็วให้กับผู้ที่ไม่มีความเชี่ยวชาญในการวิเคราะห์พันธุ์และความหวานแตงโม นอกจากนี้ยังเป็นแนวทางที่จะช่วยพัฒนาเทคโนโลยีด้านการตรวจสอบความหวานของผลไม้ช่วยลดต้นทุนการผลิตเครื่องตรวจสอบคุณภาพของผลไม้ได้

ข้อเสนอแนะเพิ่มเติมสำหรับงานครั้งต่อไปคือการเพิ่มจำนวน Train Data Set ทั้งนี้เนื่องจากจำนวนของรูปภาพที่ใช้ในการทดสอบครั้งนี้มีจำนวนจำกัดและการควบคุมสภาวะแวดล้อมในการทดสอบเช่นแสงและภาพพื้นหลังซึ่งจะส่งผลให้โมเดลมีประสิทธิภาพและได้มาตรฐานที่สูงขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] E. MuengKasem, "Watermelon Secrets We Never Knew: I Love Nature Set," 1st ed. Bangkok: Nanmeebooks Kiddy, 2016.

- [2] T. Chaerueangyot, "Growing crops and making good money," 1st ed. Bangkok: Agricultural Knowledge Distribution Club, 2015.
- [3] Q. Wu, Y. Liu, Q. Li, S. Jim and F. Li, "The Application of Deep Learning in Computer Vision," in Proceeding of 2017 Chinese Automation Congress (CAC), Jinan, China, 2017, pp. 6522–6527.
- [4] P. Chandran, B. Byju, R. Deepak, K. Nishakumari, P. Devanand and P. Sasi, "Missing Child Identification System using Deep Learning and Multiclass SVM," in Proceeding of 2018 IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems (RAICS), Thiruvananthapuram, India, 2018, pp. 113–116.
- [5] B. Debnath, M. O'Brien, M. Yamaguchi and A. Behera, "Adapting MobileNets for Mobile Based Upper Body Estimation," in Proceeding of 2018 15th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), Auckland, New Zealand, 2018.
- [6] C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, and Z. Wojna, Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. In Proceeding of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, Nevada, 2016, pp. 2818-2826.
- [7] F. Ertam and G. Aydin, "Data Classification with Deep Learning using Tensorflow," in Proceeding of 2017 International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK), Antalya, Turkey, 2018, pp. 755–758.
- [8] KBThaiscale, "Brix Refractometer 0-32%," 2019. [Online]. Available: <http://www.kbthaiscale.com/product/489>. [Accessed: April 11, 2020]
- [9] C. Sarawong, S. Somabut, P. Imtongkhum, C. Pimson and C. So-In, "Notification Validation and Identification Systems of Lost Dog," in Proceeding of 14th National Conference on Computing and Information Technology (NCCIT), King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Chiang Mai, 2018, pp. 678–685.
- [10] P. Wairotchanaphutha, N. Boonsirisumpun, W. Puarungroj, "Detection and Classification of Vehicles using Deep Learning Algorithm for Video Surveillance Systems," in Proceeding of 14th National Conference on Computing and Information Technology (NCCIT), King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Chiang Mai, 2018, pp. 402–407.
- [11] A. Rangasuk, T. Kungkajit, "Classification of Amulets using Deep Learning Techniques," in Proceeding of 10th National Conference on Information Technology (NCIT), Mahasarakhan University, Khon Kaen, 2018, pp. 190–194.
- [12] L. Pan, S. Pouyanfar, H. Chen, J. Qin and S. Chen, "DeepFood: Automatic Multi-Class Classification of Food Ingredients Using Deep Learning", 2017 IEEE 3rd International Conference on Collaboration and Internet Computing (CIC), San Jose, CA, 2017, pp. 181-189.
- [13] A. V. Singh, Content-based Image Retrieval using Deep Learning, New York: Rochester Institute of Technology, 2015.
- [14] E. Pacharawongsakda, "An Introduction to Data Mining Techniques," 2nd ed. Bangkok: Data cube, 2014.